# 组合 2DFLDA 监督的非负矩阵分解和独立 分量分析的特征提取方法<sup>\*</sup>

#### 高 涛

(长安大学 信息工程学院, 西安 710072)

摘 要:通过对投影非负矩阵分解(NMF)和二维 Fisher 线性判别的分析,针对 NMF 的特征提取存在无监督学 习以及特征维数高的问题,提出了组合 2DFLDA 监督的非负矩阵分解和独立分量分析(SPGNMFICA)的特征提 取方法。首先对样本进行投影梯度的非负矩阵分解,将得到的 NMF 子图像进行二维 Fisher 线性判别,主要反映 类间差异信息构建子空间;对子空间的向量进行独立分量分析(ICA),得到独立分量特征空间;其次将样本在独 立分量特征空间上进行投影;最后使用径向基网络对投影系数进行识别。通用人脸库 ORL 和 YALE 的识别实 验证明,该算法是一种有效的特征提取和识别方法。

关键词: 人脸识别; 梯度非负矩阵分解; 径向基网络

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2012)04-1588-03 doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.109

# Feature extraction using 2DFLDA supervised projection gradient non-negative matrix factorization and ICA

#### GAO Tao

(School of Information Engineering, Chang' an University, Xi' an 710072, China)

**Abstract**: With analysis of two-dimensional Fisher linear discriminant analysis and projection gradient non-negative matrix factorization(NMF), and in view of the existence of the NMF unsupervised learning and the high dimension problem, this paper proposed a novel feature extraction using 2DFLDA supervised projection gradient non-negative matrix factorization and ICA (SPGNMFICA). The method was first to employ projection gradient non-negative matrix factorization to samples. The subspace was constructed by vectors of mainly reflection difference between class, which was employed by ICA and the feature subspace was constructed. The sample was projected on the feature subspace. Lastly it classified the coefficient of projection by RBF. The experimental results on the ORL face database and YALE face database show that the proposed method is feasible and higher recognition performance.

Key words: face recognition; projection gradient non-negative matrix factorization; RBF network

NMF 能够反映样本局部的内在联系,但时间复杂度较高。 投影梯度(projected gradient, PG)优化方法大幅降低了 NMF 约 束优化迭代问题的时间复杂度。但是 NMF 属于无监督的方 法,因此当人脸图像的光照、姿态和表情发生变化时,NMF 的 识别率会下降<sup>[1]</sup>。为了解决实际应用中的小样本问题,通常 是先使用 PCA 进行降维, 在子空间上进行识别, 但是 PCA 降 维的同时也丢失了很多有用的判别信息<sup>[2]</sup>。Fisher 线性鉴别 分析(Fisher linear discriminant analysis, FLDA)是比较常用的降 维方法,能有效提取反映不同类别之间差异的特征,被广泛地 应用在人脸等模式识别领域<sup>[3-6]</sup>。张志伟等人<sup>[7]</sup>提出了基于一 维LDA 线性判别算法的 NMF 特征提取算法,但是一维 FLDA 要 精确地计算广义类内特征值和类间散布矩阵是相当困难的<sup>[8]</sup>。 二维 Fisher 线性判别方法可以直接从二维图像计算散布矩阵以 及在 Fisher 鉴别准则函数取极值的条件下, 求得一个最佳的鉴 别方向。基于以上的分析,本文提出了组合 2DFLDA 监督的非 负矩阵分解和独立分量分析的特征提取方法。

# 1 二维 Fisher 线性判别算法描述

FLDA 是在 Fisher 鉴别准则函数取极值的条件下,求得一 个最佳的鉴别方向,将高维的样本投影到最佳鉴别矢量张成的 空间,但是精确计算广义的类内特征值和类间散布矩阵是相当 困难的<sup>[2]</sup>。Ye 等人<sup>[8]</sup>提出了二维 Fisher 线性判别方法,它可 以直接从二维图像计算散布矩阵以及在 Fisher 鉴别准则函数 取极值的条件下,求得一个最佳的鉴别方向。以下介绍 2DFLDA 的算法描述<sup>[8]</sup>。

设有 k 个训练样本  $A_i \in \mathbb{R}^{m \times n}$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, K$ )属于 C 个类, 其中 C 个类中的第 i 个类  $C_i$  包含  $K_i$  个样本,所以有 $\sum_{i=1}^{C} K_i = K$ ,以 及用  $\overline{A}$  表示样本 A 的平均值, $\overline{A}_i$  表示第 i 类  $C_i$  样本的平均值。 2DFLDA 主要是在最大化判别式(1)的条件下,寻求最优鉴别向 量  $W_i(j = 1, 2, \dots, d)$ 构建变换矩阵  $W = [W_1, W_2, \dots, W_d]$ 。

$$J(W) = \frac{tr(W^{\mathrm{T}} S_b W)}{tr(W^{\mathrm{T}} S_w W)}$$
(1)

收稿日期: 2011-08-30; 修回日期: 2011-10-12 基金项目: 中央高校基本科研业务专项资金资助项目(CHD2011JC067); 国家自然科学基金资助项目(61101215/F010401); 长安大学基础研究支持计划专项基金资助项目

作者简介:高涛(1980-),男,讲师,博士,主要研究方向为智能图像处理、神经网络(gtnwpu@126.com).

其中:tr()为求解矩阵的迹;S<sub>w</sub>是类内散布矩阵,定义为

$$S_{w} = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^{K} \sum_{A_{j} \in C_{i}} \frac{1}{K_{i}} (A_{k} - \overline{A}_{i})^{\mathrm{T}} (A_{k} - \overline{A}_{i})$$
(2)

**S**<sub>b</sub> 是类内散布矩阵,定义为

$$\boldsymbol{S}_{b} = \sum_{i=1}^{C} \frac{K_{i}}{K} (\bar{A}_{i} - \bar{A})^{\mathrm{T}} (\bar{A}_{i} - \bar{A})$$
(3)

根据式(1)进行基图像选择时,尽量保留了主要反映类间 差异的基图像来构造子空间,从而能够拉开类之间的距离,给 后期识别带来了很大的方便,同时避免了利用 PCA 降维丢失 信息的问题。

# 2 PGNMF 描述

非负矩阵分解是由 Lee 等人于 1999 年提出的,在图像的 特征提取方面有广泛的应用<sup>[2,8-10]</sup>。NMF 是对非负数据在非 负性约束下进行的非负分解(纯加性的描述),其相应的数据 描述具有一定程度的稀疏性。与 PCA 完全分布式的数据描述 不同的是,这种稀疏性描述不仅对数据的组成具有清晰的刻 画,也能够在一定程度上抑制外界变化对特征提取的影响<sup>[10]</sup>。

非负矩阵分解可以定义为一个 $m \times n$ 的非负矩阵 $V_{n \times m}$ ,分 解为两个非负矩阵 $W_{n \times n}$ 和 $H_{r \times m}$ 的乘积,如下式所示:

$$V_{n \times m} = W_{n \times r} H_{r \times m} \tag{4}$$

其中:W和 H为 V的非负矩阵分解, $W_{n\times r}$ 称为基矩阵, $H_{r\times m}$ 称 为系数矩阵。可以将 V中的第 i 列表示成  $v_i = Wh_i$ ,则数据  $v_i$ 是 W矩阵列的正线性组合,系数为 H中的元素值。

对于 NMF 的迭代求解方法,通常采用基于 K-L 分散度的 迭代规则<sup>[10]</sup>,通过交替优化 W 和 H,可以获得单调下降收敛 的算法,如式(5)所示:

$$\min_{W,H} D(\| V - WH \|) = \sum_{i,j} (v_{ij} \log \frac{v_{ij}}{w_i' h_j} - v_{ij} + w_i' h_j)$$
(5)

其中:W和H都满足 W,H>0,  $\sum h_{ij} = 1_{\circ}$ 

对于式(5),得到交替迭代的公式如式(6)~(8)所示。

$$w_{kl} = w_{kl} \sum_{j} v_{kl} \frac{h_{lj}}{\sum_{k} w_{kl} h_{lj}}$$
(6)

$$w_{kl} = \frac{w_{kl}}{\sum_{j} w_{jl}} \tag{7}$$

$$h_{lr} = h_{lr} \sum_{i} w_{il} \frac{v_{ir}}{\sum_{l} w_{il} h_{lr}}$$
(8)

NMF 算法的时间复杂度很高,因此算法的总体性能的优势也显得非常有限。所以引入快速的迭代规则优化 NMF 方法,对于提高算法的性能至关重要。PG 优化方法能大幅降低 NMF 迭代的时间复杂度,采用 PG 优化的 NMF 方法兼具物理 意义明确、数据描述稀疏有效、分类精度提升以及时间消耗大幅降低等特点<sup>[10]</sup>。Lin<sup>[10]</sup>提出了一种新的投影梯度的计算方法,大大降低了迭代的复杂度。其算法的思想如下:

$$\min_{H} \overline{f}(H) = \frac{1}{2} \| V - WH \|_{F}^{2} = \sum_{i} \sum_{j} (V_{ij} - (WH)_{ij})^{2}$$
s. t.  $H_{ij} \ge 0, \forall b, j$ 
(9)

$$\min_{\boldsymbol{W}} \bar{f}(\boldsymbol{W}) \equiv \frac{1}{2} \| \boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}} \|_{F}^{2} = \sum_{i} \sum_{j} (\boldsymbol{V}_{ji} - (\boldsymbol{W} \boldsymbol{H})_{ji})^{2}$$
s. t.  $\boldsymbol{W}_{ib} \ge 0, \forall i, b$ 
(10)

对式(9),如果 H 是得到的结果,就使用投影梯度  $H = P(H - \alpha \nabla f(H))$ 更新当前结果  $H \rightarrow H$ 。投影梯度 P(x)定义 为  $P(x) = \max(x, 0)$ ,取 x 和 0 两者的最大值。

#### 3 独立分量分析

FPICA 的实质是寻求一种线性变换,将一组随机变量表示 成一组统计意义上互相独立的变量线性组合。它不仅考虑了 信号的二阶统计特性,还考虑了高阶统计特性<sup>[11]</sup>。

把 NMF 子空间矩阵  $W = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_L)^T$  看成 L 个随机的观测矢量,设每一个分量都可以由  $P(P \le L)$  个未知的 独立成分以不同的系数线性组合:

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{S} \tag{11}$$

其中: $S = (s_1, s_2, \dots, s_p)^T$ ,  $s_i$  是均值为零、方差为1的非高斯 分布的独立成分;A 是一个未知的 $L \times P$ 的满秩矩阵,也称为混 合矩阵。如果以某种方法估计出混合矩阵A时,则有  $S = A^{-1}X$ 。本文采用根据负熵判别准则分离独立分量的算法 FastICA<sup>[11]</sup>。

# 4 组合 2DFLDA 监督的非负矩阵分解和独立分量分 析的特征提取方法

图 1 给出了组合 2DFLDA 监督的非负矩阵分解和独立分量分析的特征提取方法框图。

#### 2DFLDA

# 人脸样本 MMF投影梯度 → NMF子空间 → ICA → RBF网络 → 识别结果 图1 组合2DFLDA监督的NMF和ICA的特征提取方法

组合 2DFLDA 监督的非负矩阵分解和独立分量分析的特征提取方法的步骤如下:

1) 将人脸的训练样本进行非负矩阵分解, 得到 NMF 子图 像特征 **W** = [**W**<sub>1</sub>, **W**<sub>2</sub>, ..., **W**<sub>d</sub>]。

a) 给出非负矩阵 V, 生成均匀分布的随机 W<sup>i</sup> 和 H<sup>i</sup> 作为 初始值。

b)对于给定的 0 <  $\beta$  < 1, 0 <  $\sigma$  < 1, 设  $\alpha_0$  = 1, 本文取  $\beta$  = 0.1,  $\sigma$  = 0.01。

c)对迭代次数 k = 1,2,…:

(a)赋 α<sub>k-1</sub>给 α<sub>k °</sub>

(b)若 $\alpha_k$ 满足下式:

 $f(\boldsymbol{H}^{k+1}) - f(\boldsymbol{H}^{k}) \leq \sigma \nabla f(\boldsymbol{H}^{k})^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H}^{k+1} - \boldsymbol{H}^{k})$ (12)

则将 $\alpha_k$ / $\beta$ 赋给 $\alpha_k$ 直到 $\alpha_k$ 满足式(12)。若 $\alpha_k$ 不满足式(12),则将 $\alpha_k$ ・ $\beta$ 赋给 $\alpha_k$ 直到 $\alpha_k$ 满足式(12)。

(c)设

 $H^{k+1} = P[H^k - \alpha^k \nabla f(H^k)]$ (13) d)用 c)的方法计算  $W^{k+1}$ 。

e)检查 H<sup>\*+1</sup>和 W<sup>\*+1</sup>是否满足迭代条件式(12),若满足则
 输出 W和 H,不满足则重复 b)~e)。

2)由 NMF 得到的子图像特征构建子空间,部分的 NMF 特征脸图像如图 2 所示。

3)根据式(1)取最大值,求取能够主要反映类间差异的基 图像来创建子空间 *W* = [*W*<sub>1</sub>, *W*<sub>2</sub>,…,*W*<sub>m</sub>]。

4)对 NMF 子空间进行独立分量分析,得到特征向量子空间 *S*,采用根据负熵判别准则分离独立分量的算法 FastICA<sup>[11]</sup>。

5)测试图像 X 在子空间上的投影为  $P = XS^{-1}$ 。

#### 6)将 P 作为 RBF 的输入进行识别。

#### 5 分类识别

RBF 神经网络是一种性能良好的前向神经网络模型,已

经证明它具有全局逼近的性质,且不存在局部最小问题。RBF 网络不仅具有良好的推广能力,而且计算量少,学习速度也比 其他一般算法快得多。径向基函数网络包括三层:输入层、隐 层和线性输出层。图 3 为径向基函数网络的结构。



如图 3 所示,在网络训练阶段,设有 L个训练样本,训练样本在子空间上的投影为  $p = [p_1, p_2, \dots, p_L]$ , p 作为网络的输入向量,输出向量  $a^2$  为 L 维的单位矩阵  $I_0$  训练时设置均方误差为 0.000 1,使用 MATLAB 神经网络工具箱来构建网络,训练时 RBF 神经网络可以自动增加隐层神经元,直到满足均方误差。满足均方误差后,得到相应的权值和偏置值,生成和训练网络即可完成。网络测试时,测试图像 X 在子空间上的投影为 $P = W^{-1}X$ ,将 P 作为网络的输入,通过网络运算,最终输出每幅输入人脸的分类结果。

### 6 实验结果与分析

#### 6.1 实验的设置

为了验证算法的有效性,采用 ORL 库和 YALE 库进行测 试。ORL 人脸库包括 40 个人每人 10 幅共 400 幅人脸图像,具 备不同的光照、表情、发型和有无眼镜等特征,并且人脸有一定 的侧转角度,每幅图像均为 92 ×112 的灰度图像。YALE 库给 出 15 个人每人 11 幅共 165 幅人脸图像,具备了睁眼闭眼、张 口闭口以及非常丰富的面部表情的变化,每幅图像均为 100 × 100 的灰度图像。实验的测试数据由表 1 和 2 给出。

表1 实验的测试数据设置1							
人脸库		样本集		训练样本		测试样本	
ORL		集合 I		200		400	
YALE		集合 I		90		165	
表2 实验的测试数据设置2							
人脸库	样本集	训练样本	测试样本	人脸库	样本集	训练样本	测试样本
ORL	集合 I	120	400	YALE	集合 I	45	165
	集合Ⅱ	160	400		集合Ⅱ	75	165
	集合Ⅲ	200	400		集合Ⅲ	90	165

#### 6.2 实验结果及分析

根据表1中实验数据的设置,分别在 ORL 库和 YALE 库上根据不同子空间的维数分布得到识别率随之变化的曲线,如图4和5所示。从图中可以看出,SPGNMFICA 的识别率在子

空间维数的变化中,识别率较高的位置集中在子空间维数为 20 的附近,而在 YALE 库上,识别率较高的位置集中在子空间 维数为 30 的附近。可以得到一个结论:不是子空间的维数越 高越好,子空间的可分性主要集中在一个特定的维数附近,但 是这个维数会随着不同的人脸库而变化,所以子空间的最佳维 数估计也是以后的一个重要工作。



引入二维 Fisher 线性判别监督可以大大优化非负矩阵分 解,但是同时提高了运算复杂度,所以对引入二维 Fisher 线性 判别监督的算法进行了运算速度的实验。根据表 1 的实验设 置,同时对引入二维 Fisher 线性判别监督的算法和没有引入的 算法进行运算时间的比较,运算的计算机配置为 Core 2.93 GHz 的 CPU,2 GB 内存,一般的非负矩阵分解的识别时间为 652 ms。引入二维 Fisher 线性判别监督的算法以后,速度有所 降低,识别时间加长了 33 ms,但是相对识别率的上升而言是 可以容忍的。识别时间是指样本经过子空间投影以及 RBF 网 络识别的总时间。

根据表2的实验数据的设置,列出了本文算法与ICA、 NMF、PGNMF、SPGNMF算法的识别率。从表3和4中可以看到,在神经网络分类器相同的情况下,本文算法的分类能力明显优于其他几个经典算法。

表 3 不同识别策略在 ORL 库的识别率

	· · · • • • • • • • • • • • • • • • • •	/ / / / / / / / /	
识别方法	集合 I	集合Ⅱ	集合Ⅲ
ICA + RBF	0.873	0.880	0.923
NMF + RBF	0.890	0.920	0.930
PGNMF + RBF	0.893	0.908	0.938
SPGNMF + RBF	0.923	0.945	0.988
本文算法	0.935	0.978	0.990
表4	不同识别策略 YA	ALE 库的识别率	
识别方法	集合 I	集合Ⅱ	集合Ⅲ
ICA + RBF	0.624	0.763	0.873
NMF + RBF	0.673	0.782	0.891
PGNMF + RBF	0.685	0.764	0.921
SPGNMF + RBF	0.769	0.855	0.982
	0.010	0.072	0.002

#### 7 结束语

针对非负矩阵分解的特征提取存在无监督学习以及特征 维数高的问题,提出了组合 2DFLDA 监督的非负矩阵分解和 ICA 的特征提取方法。通用人脸库 ORL 和 YALE 的识别实验 证明该算法对人脸特征具有较好的鉴别性,是一种稳定、快速 的特征提取和识别方法。

#### 参考文献:

- GUILLAMET D, VITRIÁ J, SCHIELE B. Introducing a weighted non-negative matrix factorization for image classification [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(14):2447-2454.
- [2] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401 (6755): 788-791.
- [3] EFTEKHARI A, FOROUZANFAR M, MOGHADDAM H A, et al. Block-wise 2D kernel PCA/LDA for face recognition [J]. Information Processing Letters, 2010, 110(17):761-766. (下转第 1594 页)

高(详情见 http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr/)。

表5给出了本文算法、标准 PCNN 算法、Otsu 法、SPM8 提供的方法与 IBSR 专家分割结果的灰质、白质平均重叠率,其中专家分割的重叠率通过比较两位专家的分割结果得到。

表5 分割结果重叠率对照

方法	白质	灰质
本文算法	0.604	0.609
标准 PCNN	0.592	0.604
Otsu	0.497	0.453
SPM8	0.601	0.631
专家分割	0.832	0.876

可以看出,本文优化的 PCNN 算法分割精度要远远高于 Otsu 方法,同时在大大提高分割速度的情况下仍比标准 PCNN 算法要略高一些。但是灰质的重叠率比 SPM8 提供的方法要 低一些,而由于 SPM8 比较难以分割出孤立性区域等原因,使 本文提出的方法对于白质分割的重叠率要稍高一些。

本文所涉及的算法皆采用 C + + 在 CPU 为 2.66 GHz, 内 存为 2 GB 的台式机上实现。McConnell 脑图像中心提供的图 像规格为 181 × 217 × 181, 层间距为 1 mm。IBSR 提供的图像 单层大小为 256 × 256, 层数在 60 ~ 67 之间。实验最后对本文 优化的 PCNN 与标准 PCNN 算法的时效性进行对比, 如表 6 所 示。在相同条件下,本文算法比标准 PCNN 分割所需时间大大 减少,能够满足临床快速分割的需求。

表6 两种 PCNN 算法分割耗时对照

数据来源	本文算法	标准 PCNN
McConnell	约7 s	约 64 s
IBSR	约6 s	约 51 s

#### 4 结束语

本文在结合其他改进的 PCNN 分割算法优点的基础上,提 出了一种更精简、高效的三维 PCNN 分割算法,并对脑部 MRI 图像进行仿真实验。该算法无须选取参数,使用最大熵原则控 制迭代次数,可迅速而准确地提取图像的边缘,保留丰富的细 节信息,有效地保证了医学图像边缘的连续性、完整性,具有较 强的自适应性。

#### 参考文献:

- ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from catvisual cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [2] LU Yun-feng, MIAO Jun, DUAN Li-juan, et al. A new approach to image segmentation based on simplified region growing PCNN [J].
   Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2):807-814.

- ZUO Wang-meng, ZHANG Hong-zhi, ZHANG D, et al. Post-processed LDA for face and palmprint recognition: what is the rationale
   [J]. Signal Processing, 2010, 90(8):2344-2352.
- [5] WANG Jian-gang, SUNG E, YAU Wei-yun. Incremental two-dimensional linear discriminant analysis with applications to face recognition
   [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2010, 33

   (3):314-322.
- [6] YANG Wan-kou, YAN Xiao-yong, ZHANG Lei, et al. Feature extraction based on fuzzy 2DLDA[J]. Neurocomputing,2010,73(10-12):1556-1561.
- [7] 张志伟,夏克文,杨帆,等. 一种应用于人脸识别的有监督 NMF 算法[J]. 光电子·激光,2007,18(5):622-624.

- [3] 赵勇,陈立湖,张英俊,等.基于模糊熵的改进型 PCNN 图像分割 方法[J].计算机技术与发展,2009,19(10):141-144.
- [4] XIAO Zhi-heng, SHI Jun, CHANG Qian. Image segmentation with simplified PCNN [C]//Proc of the 2nd International Congress on Image and Signal Processing. 2009:1-4.
- [5] 毕英伟,邱天爽. 一种基于简化 PCNN 的自适应图像分割方法
   [J]. 电子学报,2005,33(4):647-650.
- [6] 陈兴杰,柴晓冬. 一种基于简化 PCNN 的红外图像分割方法[J]. 安徽大学学报,2010,34(1):74-77.
- [7] LIU Qing, MA Yi-de, ZHANG Shao-gang, et al. Image target recognition using pulse coupled neural networks time matrix [C]//Proc of the 26th Chinese Control Conference. 2007:96-99.
- [8] JI Lu-ping, YI Zhang. A mixed noise image filtering method using weighted-linking PCNNs[J]. Neurocomputing, 2008, 71 (13-15): 2986-3000.
- [9] MA Yi-de, LIN Dong-mei, ZHANG Bei-dou, et al. A novel algorithm of image enhancement based on pulse coupled neural network time matrix and rough set[C]//Proc of the 4th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Washington DC: IEEE Computer Society, 2007;86-90.
- [10] YAO Chang, CHEN Hou-jin. Automated retinal blood vessels segmentation based on simplified PCNN and fast 2D-Otsu algorithm[J]. Journal of Central South University of Technology, 2009, 16 (4):640-646.
- [11] 马义德,戴若兰,李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的 自动图像分割方法[J]. 通信学报,2002,23(1):46-51.
- [12] 张建伟,陈允杰,夏德深.基于高斯混合模型的脑部 MR 图像自动分割[J]. 计算机工程与应用, 2006,42(24):207-210.
- [13] 周震,马斌荣. 结合水平集和区域生长的脑 MR 图像分割[J]. 北 京生物医学工程,2007,26(1):44-47.
- [14] FU J C, CHEN C C, CHAI J W, et al. Image segmentation by EMbased adaptive pulse coupled neural networks in brain magnetic resonance imaging [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics,2010,34(4):308-320.
- [15] 曹会志,罗述谦. 基于自动策略的脑图像分割[J]. 中国医学影像技术,2007,23(2):303-306.
- [16] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms
   [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9
   (1):62-66.
- [17] JEKIC M, DING Yu, DZWONCZYK R, et al. Magnetic field threshold for accurate electrocardiography in the MRI environment [J].Magnetic Resonance in Medicine,2010,64(6):1586-1591.
- [18] BITTER T, BRÜDERLE J, GUDZIOL H, et al. Gray and white matter reduction in hyposmic subjects: a voxel-based morphometry study[J]. Brain Research, 2010, 1347:42-47.
- [8] YE J P, JANARDAN R, LI Q. Two-dimensional linear discriminant analysis[C]//Proc of Neural Information Processing Systems Conference. 2004.
- [9] LEE, J H, PARK S, AHN C M, et al. Automatic generic document summarization based on non-negative matrix factorization [J]. Information Processing and Management, 2009, 45(1):20-34.
- [10] LIN C J. Projected gradient methods for non-negative matrix factorization[J]. Neural Computation, 2007, 19(10):2756-2779.
- [11] GANDINI M, LDMBARDI F, VACCARINO F. Blind separation of manufacturing variability with independent component analysis: a convolutive approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38 (8): 9939-9946.

<sup>(</sup>上接第1590页)